

①  $X_1 \sim \mathcal{N}(0,1)$  car moyenne est nulle et  $\text{Cov}(X_1, X_1) = 1$

En utilisant la fonction caractéristique de  $\mathcal{N}(0,1) : \phi_X(u) = e^{-u^2/2}$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{ix} p(x) dx = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{i^n}{n!} \int_{-\infty}^{+\infty} x^n p(x) dx = e^{i^2/2} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{i^{2n}}{2^n n!}$$

Par identification des coefficients de  $s^n : E[X^4] = \frac{(2 \times 2)!}{2^2 2!} = 3$

$\text{Varp}(X^2) = E[X^4] - E[X^2]^2$  avec  $E[X^2] = \text{Var}(X) + E[X]^2 = 1$

$\Rightarrow \text{Varp}(X^2) = 3 - 1 = 2$

De même,  $E[Y^4] = 3$  et  $\text{Varp}(Y^2) = 2$

② 1) Montrons que  $X, Z$  indépendants

Montrons alors  $Y - \rho X$  indépendant avec  $X$

$\hookrightarrow$  car  $Z = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} (Y - \rho X)$

Comme  $\begin{cases} E[X(Y - \rho X)] = E[XY] - \rho E[X^2] \dots (1) \end{cases}$

$\rho = E[XY] - E[X]E[Y] \dots (2)$

$E[X]E[Y - \rho X] = E[X]E[Y] - \rho(E[X])^2 \dots (3)$

Par (1) et (2), on a

$\begin{cases} E[X(Y - \rho X)] = E[XY] - E[X^2](E[XY] - E[X]E[Y]) \end{cases}$

$E[X]E[Y - \rho X] = E[X]E[Y] - (E[X])^2(E[XY] - E[X]E[Y])$

De plus, comme  $E[X^2] - (E[X])^2 = 1$

On a donc

$E[X(Y - \rho X)] = \cancel{E[XY]} - \cancel{E[X^2]} + E[X]E[Y] - (E[X])^2(E[XY] - E[X]E[Y])$   
 $\rightarrow = E[X]E[Y - \rho X]$

ce qui montre que  $Y - \rho X$  et  $X$  indépendants, donc  $X, Z$  indépendants

2) Montrons que  $Z = \frac{Y - \rho X}{\sqrt{1-\rho^2}} \sim \mathcal{N}(0,1)$

Comme  $\begin{cases} X \sim \mathcal{N}(0,1) \\ Y \sim \mathcal{N}(0,1) \end{cases}$  et  $\left(\frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)^2 + \left(-\frac{\rho}{\sqrt{1-\rho^2}}\right)^2 = 1$ , d'où le résultat

Montrons que  $E_p[X_1^2 Y_1^2] = 1 + 2\rho^2$

$E_p[X_1^2 Y_1^2] = E[X_1^2 (\rho^2 X^2 + (1-\rho^2) Z^2 + 2\rho\sqrt{1-\rho^2} XZ)]$

$= E[\rho^2 X_1^4 + (1-\rho^2) X_1^2 Z^2 + 2\rho\sqrt{1-\rho^2} X_1^3 Z]$

$$= \underbrace{\rho^2 E[X_i^4]}_3 + (1-\rho^2) \underbrace{E[X_i^2]}_1 \underbrace{E[Z^2]}_1 + \cancel{2\rho\sqrt{1-\rho^2} E[X_i^3] E[Z]}_0$$

$$= 1 + 2\rho^2 \quad \square$$

$$\textcircled{3} \text{Cov}_p(X_i^2, X_i Y_i) = \text{Cov}_p(X_i^2, X_i(pX_i + \sqrt{1-\rho^2}Z)) = \text{Cov}_p(X_i^2, pX_i) + \text{Cov}_p(X_i^2, \sqrt{1-\rho^2}X_i Z)$$

$$\text{Où } \text{Cov}_p(X_i^2, pX_i) = E[pX_i^3] - pE[X_i^2]^2 = 3\rho - \rho = 2\rho$$

$$\text{Cov}_p(X_i^2, \sqrt{1-\rho^2}X_i Z) = \sqrt{1-\rho^2} (E[X_i^3 Z] - E[X_i^2]E[X_i Z]) = \sqrt{1-\rho^2} (E[X_i^3]E[Z] - E[X_i^2]E[X_i]E[Z])$$

car  $X \perp Z$

$$\text{Comme } E[X^3] = E[X] \Rightarrow \text{Cov}_p(X_i^2, \sqrt{1-\rho^2}X_i Z) = 0$$

$$\Rightarrow \text{Cov}_p(X_i^2, X_i Y_i) = 2\rho$$

D'après l'équivalence entre  $X_i$  et  $Y_i$ , on a bien  $\text{Cov}_p(Y_i^2, X_i Y_i) = 2\rho$ .

④ C'est une application de TLC

$$\text{On a déjà } \begin{cases} \text{Var}(X_i^2) = 2 \\ \text{Var}(Y_i^2) = 2 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{cov}(X_i^2, Y_i^2) = E[X_i^2 Y_i^2] - E[X_i^2]E[Y_i^2] = 1 + 2\rho^2 - 1 = 2\rho^2 \\ \text{cov}(X_i^2, X_i Y_i) = \text{cov}(Y_i^2, X_i Y_i) = 2\rho \end{cases}$$

$$\text{et on calcule } \text{Var}(X_i Y_i) = E[X_i^2 Y_i^2] - (E[X_i Y_i])^2$$

$$\text{et } \text{cov}(X_i, Y_i) = E[X_i Y_i] - E[X_i]E[Y_i] = E[X_i Y_i] = \rho$$

$$\text{on a donc } \text{Var}(X_i Y_i) = 1 + 2\rho^2 - \rho^2 = 1 + \rho^2$$

On peut donc écrire la matrice de co-variance

$$V = \begin{bmatrix} 2 & 2\rho^2 & 2\rho \\ 2\rho^2 & 2 & 2\rho \\ 2\rho & 2\rho & 1+\rho^2 \end{bmatrix}$$

$$\text{De plus, } \begin{cases} E[X_i^2] = 1 \\ E[Y_i^2] = 1 \\ E[X_i Y_i] = \rho \end{cases} \xrightarrow{\text{TLC}} \sqrt{n}(\bar{U}_n - \mu) \xrightarrow{P_{n,p}} N(0, V(\rho))$$

d'où le résultat

$$\textcircled{5} S_{n,X}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^2 + \bar{X}_n^2 - 2X_i \bar{X}_n) = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n X_i^2 + n\bar{X}_n^2 - 2\bar{X}_n \sum_{i=1}^n X_i \right]$$

$$= \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}_n^2 \right]$$

$$\text{De même, } S_{n,Y}^2 = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n Y_i^2 - n\bar{Y}_n^2 \right]$$

$$S_{n,XY}^2 = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{X}_n \sum_{i=1}^n Y_i - \bar{Y}_n \sum_{i=1}^n X_i + n\bar{X}_n \bar{Y}_n \right] = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n X_i Y_i - n\bar{X}_n \bar{Y}_n \right]$$

$$\Rightarrow [S_{n,X}^2, S_{n,Y}^2, S_{n,XY}^2]^T = \bar{U}_n - [\bar{X}_n^2, \bar{Y}_n^2, \bar{X}_n \bar{Y}_n]^T$$

On va montrer que  $\sqrt{n}[\bar{X}_n^2, \bar{Y}_n^2, \bar{X}_n \bar{Y}_n]^T \xrightarrow{Pn,p} 0$ :

Comme  $\sqrt{n}\bar{X}_n \xrightarrow{Pn,p} N(0,1)$  d'après le TCL

et  $\bar{X}_n \xrightarrow{Pn,p} 0$  d'après le Théorème de Grand Nombre

Donc d'après le Lemme de Slutsky:  $\sqrt{n}\bar{X}_n^2 \xrightarrow{Pn,p} 0$

De même,  $\sqrt{n}\bar{Y}_n^2 \xrightarrow{Pn,p} 0$  et  $\sqrt{n}\bar{X}_n \bar{Y}_n \xrightarrow{Pn,p} 0$

$\Rightarrow \sqrt{n}[\bar{X}_n^2, \bar{Y}_n^2, \bar{X}_n \bar{Y}_n]^T \xrightarrow{Pn,p} 0$ .

Comme  $\sqrt{n}(\bar{U}_n - \mu) \xrightarrow{Pn,p} N(0, V(p))$ , donc d'après le lemme de Slutsky,

$\sqrt{n}(\bar{U}_n - \mu - [\bar{X}_n^2, \bar{Y}_n^2, \bar{X}_n \bar{Y}_n]^T) \xrightarrow{Pn,p} N(0, V(p))$

Donc on a  $\sqrt{n}([S_{n,x}^2, S_{n,y}^2, S_{n,xy} - p]^T - \mu) \xrightarrow{Pn,p} N(0, V(p))$

⑥ En utilisant la forme multivariée de la Delta-méthode  
Prenons  $g(x,y,z) = \frac{z}{\sqrt{xy}}$

$$\text{donc } J_g(x,y,z) = \left[ -\frac{z}{2x^{\frac{3}{2}}y^{\frac{1}{2}}}, -\frac{z}{2y^{\frac{3}{2}}x^{\frac{1}{2}}}, \frac{1}{\sqrt{xy}} \right]$$

On vérifie bien que pour tout  $p \in ]-1,1[$ ,  $g$  différentiable sur  $\mu$

et comme  $\sqrt{n}([S_{n,x}^2, S_{n,y}^2, S_{n,xy}^T]^T - \mu) \xrightarrow{Pn,p} N(0, V(p))$  (Que 5)

d'après la méthode Delta

On sait donc  $\sqrt{n}(g([S_{n,x}^2, S_{n,y}^2, S_{n,xy}^T]^T) - g(\mu)) \xrightarrow{Pn,p} J_g(\mu) N(0, V(p))$

$$\text{Par calcul: } \begin{cases} g([S_{n,x}^2, S_{n,y}^2, S_{n,xy}^T]^T) = R_n \\ g(\mu) = p \end{cases}$$

$$\text{De plus, } \begin{bmatrix} \frac{p}{2} & \frac{p}{2} & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 2p^2 & 2p \\ 2p^2 & 2 & 2p \\ 2p & 2p & 1+p^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{p}{2} \\ \frac{p}{2} \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{p}{2} & \frac{p}{2} & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p + p^3 - 2p \\ p^3 + p - 2p \\ p^2 + p^2 - 1 - p^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{p}{2} & \frac{p}{2} & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p^3 - p \\ p^3 - p \\ -1 + p^2 \end{bmatrix}$$

$$= \left( \frac{p^4}{2} - \frac{p^2}{2} \right) \times 2 + 1 - p^2 = p^4 - 2p^2 + 1 = (p^2 - 1)^2$$

Finalement, on a montré que  $\sqrt{n}(\hat{R}_n - p) \xrightarrow{P_{n,p}} N(0, (1-p)^2)$

$$\textcircled{7} g(p) = \int \frac{1}{1-p^2} dp = \int \left[ \frac{1/2}{1-p} + \frac{1/2}{1+p} \right] dp = -\frac{1}{2} \log(1-p) + \frac{1}{2} \log(1+p) = \frac{1}{2} \log \frac{1+p}{1-p}$$

\textcircled{8} Comme  $g$  est dérivable sur  $] -1, 1[$ , et  $\sqrt{n}(\hat{R}_n - p) \xrightarrow{P_{n,p}} N(0, (1-p^2)^2)$  pour  $p \in ] -1, 1[$ .

Donc d'après la méthode-delta, on a:  $\sqrt{n}(g(\hat{R}_n) - g(p)) \xrightarrow{P_{n,p}} g'(p) N(0, (1-p^2)^2)$

Comme  $g'(p) = \frac{1}{1-p^2}$ , donc  $\sqrt{n} \left[ \frac{1}{2} \log \frac{1+\hat{R}_n}{1-\hat{R}_n} - \frac{1}{2} \log \frac{1+p}{1-p} \right] \xrightarrow{P_{n,p}} \frac{1}{1-p^2} N(0, (1-p^2)^2) \sim N(0, 1)$

\textcircled{9} Comme  $\sqrt{n}(W_n - g(p)) \xrightarrow{P_{n,p}} N(0, 1)$ ,

donc un intervalle de confiance asymptotique de probabilité de couverture  $1-\alpha$  est

$\{p: -Z_{1-\alpha/2} \leq \sqrt{n}(W_n - g(p)) \leq Z_{1-\alpha/2}\}$  avec  $Z_{1-\alpha/2}$  la quantile de  $N(0, 1)$

de niveau  $1-\alpha/2$

$$\begin{aligned} \text{Comme } \{p: -Z_{1-\alpha/2} \leq \sqrt{n}(W_n - \frac{1}{2} \log \frac{1+p}{1-p}) \leq Z_{1-\alpha/2}\} \\ = \left( \frac{\exp\{2(W_n - Z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n})\} - 1}{\exp\{2(W_n - Z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n})\} + 1}, \frac{\exp\{2(W_n + Z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n})\} - 1}{\exp\{2(W_n + Z_{1-\alpha/2}/\sqrt{n})\} + 1} \right) \end{aligned}$$

Donc c'est un intervalle de confiance asymptotique de probabilité de  $p$  de couverture  $1-\alpha$

\textcircled{10} Comme  $\sqrt{n}(\hat{R}_n - p) \xrightarrow{P_{n,p}} N(0, (1-p^2)^2)$  et  $\hat{R}_n \xrightarrow{P_{n,p}} p$ ,

Donc d'après le lemme de Slutsky,  $\frac{\sqrt{n}(\hat{R}_n - p)}{1 - \hat{R}_n^2} \xrightarrow{P_{n,p}} \frac{1}{1-p^2} N(0, (1-p^2)^2) \sim N(0, 1)$

Donc  $\{p: -Z_{1-\alpha/2} \leq \frac{\sqrt{n}(\hat{R}_n - p)}{1 - \hat{R}_n^2} \leq Z_{1-\alpha/2}\}$  est un intervalle asymptotique de couverture  $1-\alpha$

$$\text{Comme } \{p: -Z_{1-\alpha/2} \leq \frac{\sqrt{n}(\hat{R}_n - p)}{1 - \hat{R}_n^2} \leq Z_{1-\alpha/2}\} = \left( \hat{R}_n - \frac{Z_{1-\alpha/2}(1 - \hat{R}_n^2)}{\sqrt{n}}, \hat{R}_n + \frac{Z_{1-\alpha/2}(1 - \hat{R}_n^2)}{\sqrt{n}} \right)$$

Donc c'est un intervalle de confiance asymptotique de probabilité de  $p$  de couverture  $1-\alpha$ .